

# Monitorización inteligente en tiempo real del acabado superficial de micro-piezas basado en el modelado híbrido incremental

Fernando Castaño <sup>a,\*</sup>, Rodolfo E. Haber <sup>a,b</sup>, Raúl M. del Toro <sup>a</sup>, Gerardo Beruvides <sup>a</sup>

<sup>a</sup> Centro de Automática y Robótica, UPM-CSIC, Ctra. de Campo Real, km. 0,200, 28500, Arganda del Rey, España.

<sup>b</sup> Escuela Politécnica Superior, Universidad Autónoma de Madrid, C/ Francisco Tomás y Valiente, nº11, 28049, Madrid, España.

## Resumen

Este trabajo propone la aplicación de una estrategia de modelado híbrido incremental (HIM) para la estimación en tiempo real de la rugosidad superficial en procesos de micromecanizado. Esta estrategia comprende fundamentalmente dos pasos. En primer lugar, se obtiene un modelo híbrido incremental representativo del proceso de micromecanizado. El resultado final de este modelo es una función de dos entradas (avance por diente cuadrático y vibración media cuadrática (*rms*) en el eje Z) y una salida (rugosidad superficial). En segundo lugar, se evalúa el modelo híbrido incremental en tiempo real para obtener la rugosidad superficial. El modelo se corrobora experimentalmente mediante su integración en un sistema embebido de monitorización en tiempo real del acabo superficial. La evaluación del prototipo demuestra una tasa de éxito en la estimación de la rugosidad superficial del 83%. Estos resultados son la base para el desarrollo de sistemas embebidos en la monitorización del acabo superficial de micro-piezas en tiempo real y el posterior desarrollo de una herramienta a nivel industrial.

## Palabras Clave:

modelo híbrido incremental, “fuzzy clustering”, monitorización, tiempo real, procesos micromecanizado, rugosidad superficial.

## 1. Introducción

La medición del acabado superficial de una pieza en la macroescala es una tarea sencilla que se puede hacer con mucha precisión [1]. Sin embargo, evaluar el acabado de componentes pequeños y en la micro escala es una tarea bastante más difícil y costosa. Esto es especialmente problemático en componentes especial para aplicaciones aeroespaciales con requerimientos de medidas entre 0.3nm a 7.0nm de rugosidad superficial. En la actualidad es difícil encontrar estándares comerciales en este rango para poder calibrar los equipos de medida [2].

Además, el ajuste y terminación de micro-piezas puede afectar a la calidad y el funcionamiento posterior fruto de ensamblajes de componentes que deben soportar muy altas temperaturas y presiones. Es por ello que la fabricación de micro componentes y micro dispositivos a menudo requiere de metrología especializada para verificar que las dimensiones críticas cumplan con las especificaciones de diseño [3]. Son conocidos algunos métodos para la monitorización o medida de diferentes variables o eventos, como la rugosidad, que se llevan a cabo en-proceso.

Entre tales métodos, se pueden destacar las tecnologías que plantean la monitorización de la rugosidad superficial en-proceso a partir de la medición de variables (fuerzas de corte [4, 5], vibraciones [6-8], emisión acústica [9], parámetros internos de la máquina [10, 11], entre otros) que caracterizan

el comportamiento temporal de las operaciones de corte. Estos métodos están enfocados principalmente a operaciones de mecanizado en la macro escala y además los resultados no son suficientemente satisfactorios.

Los sistemas borrosos y las redes neuronales artificiales han mostrado muy buenas prestaciones tanto en el modelado como el control de los procesos de fabricación en la macro escala [12-15]. Las nuevas estrategias de identificación y monitorización en red de estos procesos también pueden ser extendidas a los procesos en la micro escala [16, 17]. La principal contribución de este trabajo es el diseño y desarrollo de un sistema de monitorización en tiempo real (en proceso) del acabado superficial en operaciones de micromecanizado mecánico. Este desarrollo comprende fundamentalmente los siguientes pasos: la obtención de un modelo híbrido incremental de la rugosidad; y la evaluación del modelo híbrido incremental en tiempo real para estimar la rugosidad superficial.

Este trabajo se organiza de la siguiente manera. En la Sección 2 y 3, se eligen las variables más relevantes como entradas al modelo y se describe el diseño experimental para la extracción de las características de estas variables. En la Sección 4 y 5 se propone el modelo híbrido incremental y se optimizan los parámetros del mismo, respectivamente. La validación del modelo queda descrita en la sección 6. Por último, en la Sección 7 se resume el trabajo realizado

añadiendo a su vez unas conclusiones sobre los resultados obtenidos.

## 2. Variables relevantes en la estimación de la rugosidad superficial.

La rugosidad superficial y específicamente la  $R_a$  es uno de los indicadores industriales más utilizado para evaluar la calidad superficial de una pieza mecanizada, que se define cómo:

$$R_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i| \quad (1)$$

Es expresada normalmente en micras o en nanómetros, y se define como la media aritmética de los valores absolutos de los puntos con distancia  $y_i$ . Sin embargo, en la literatura no están claros cuales son las variables que mayor influencia tienen en la rugosidad superficial, más aún si se trata de procesos en la escala micro.

Debido a experiencias previas, una de las variables elegidas para la estimación de la rugosidad superficial en esta invención ha sido el *avance por diente*, señal que puede obtenerse a partir de señales internas de la máquina herramienta. Sin embargo, *una sola variable es insuficiente* para hacer una buena predicción de la rugosidad superficial en tiempo real. Es necesario complementar la información de un proceso no lineal variable en el tiempo con otra variable medida que sea capaz de capturar de forma sistemática y en tiempo real la influencia de otros aspectos del proceso de micromecanizado que también influyen en la rugosidad superficial.

## 3. Preparación de los datos de entrenamiento

La plataforma experimental está formada por una plataforma dinamométrica Kistler Minidyn 9256 que mide las fuerzas de corte en los ejes X, Y y Z. A su vez, se sitúa un acelerómetro piezoeléctrico “Deltatron 4519-003 Brüel & Kjaer” sobre la plataforma dinamométrica que mide las vibraciones en el eje Z (ver Figura 1). Ambas señales están conectadas a una tarjeta de adquisición NI PXI 6251. El software de adquisición se implementa en un sistema operativo de tiempo real (Labview RT 8.2) embebido en un controlador NI PXI-8187. Los valores de *avance por diente* son obtenidos mediante un servidor de comunicaciones desde el propio CNC (iTNC530) de la microfresadora Kern Evo.

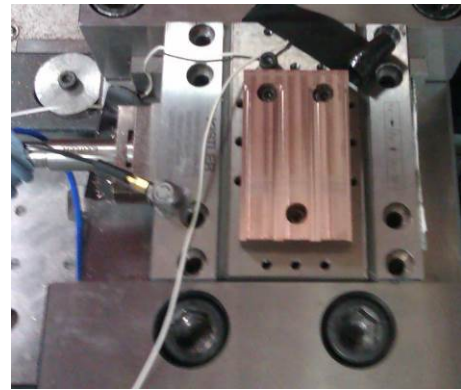


Figura 1. Instalación del acelerómetro en la pieza a fabricar

Se deben de diseñar unos protocolos experimentales adecuados para la obtención de datos relevantes para los objetivos que se pretenden alcanzar en este trabajo. Por ello, se utilizó un valor nominal de avance ( $f_{nm}$ ) para cada herramienta:  $f_{n1}, f_{n2} = 2 f_{n1}$  y  $f_{n3} = 3 f_{n1}$ . A su vez, en cada sección de la ranura se utilizaron tres escalones de avance que variaban según la Figura 2.

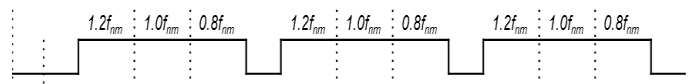


Figura 2. Perfil de diseño de los experimentos y cambios en la velocidad de avance

En los ensayos se utilizó como probeta de prueba una aleación de tungsteno-cobre  $W72Cu28$  y tres herramientas de corte de diferentes diámetros (véase la Tabla 1). De todas las variables analizadas (fuerzas de corte, vibración, entre otras), la que ofrece mejor relación señal ruido y un coste del sensor más económico es la señal de vibración procedente del acelerómetro.

En la Tabla 1, también se indica el número de muestras máximo, que se ha utilizado para el cálculo del valor rms de la señal de vibración en el eje Z, para un tiempo de muestreo de 50000 kS/s y una longitud de subsección de ranura de 2,33 mm.

Tabla 1: N° de muestras máximo utilizados en el cálculo del valor rms de la señal de vibración

Diámetro [mm]	$n$ [rpm]	$f_{máx}$ [mm/min]	$t_{ranurado}$ [s]	N° muestras
1.8	15000	180	0.178	8889
1	45000	360	0.222	11111
0.5	45000	360	0.305	15278

## 4. Modelo híbrido incremental

La hibridación ha mostrado su efectividad en el modelado y control de procesos de mecanizado [18]. El modelado híbrido incremental pretende dar una aproximación al comportamiento de un sistema localmente no lineal. Para ello, esta estrategia hace uso de un modelo básico o global que captura el comportamiento general del sistema y le superpone un modelo local que captura el comportamiento local del mismo [19].

La estrategia propuesta en el presente trabajo, toma como base la aproximación de Roh [20] et al, incorporando una estrategia para la elección de los parámetros de ajuste más adecuados así como la incorporación de un procedimiento de normalización en el que se tiene en cuenta la similitud entre dos variables aleatorias multidimensionales a través de sus varianzas. A continuación se describen las distintas estrategias que componen el modelado híbrido incremental.

#### 4.1. Modelo global

En nuestro caso en particular, se decide utilizar una estrategia genérica para la obtención del modelo global. Es decir, el modelo global del sistema a modelar se obtiene ajustando un polinomio de grado  $m$  mediante el algoritmo de mínimos cuadrados. La salida del modelo global tendría, por tanto, la siguiente expresión:

$$\hat{y}_B(x_i) = f_B(x_i, t(x_i)) \quad (2)$$

siendo  $x_i$  el  $i$ -ésimo punto de entrada y  $t(x_i)$  el valor de salida del punto  $x_i$ .

El procedimiento para la obtención del modelo global consiste en calcular y almacenar los parámetros de la función a ajustar (en nuestro caso el polinomio). La evaluación del algoritmo en un punto objetivo  $q$  consiste en evaluar la función en el punto con los parámetros obtenidos durante el entrenamiento.

#### 4.2. Modelo local

El procedimiento elegido para la obtención del modelo local en el modelado híbrido incremental es la aproximación *Fuzzy k-Nearest Neighbors* (F-kNN). F-kNN es la versión borrosa de kNN, que consiste en promediar el valor de los puntos más cercanos al punto objetivo [21]. El algoritmo kNN asume, por tanto, que puntos cercanos tienen un valor similar. Para calcular la cercanía en este trabajo se usa la norma euclídea.

El aprendizaje de F-kNN es lento, por lo que en esta fase sólo necesitamos almacenar los datos conocidos (puntos de entrada y valores). A la hora de evaluar, a partir de un punto objetivo  $q$ , obtenemos el siguiente conjunto:

$$N = \{d_i \in D\} \quad (3)$$

siendo  $D$  el conjunto de puntos de entrada para el algoritmo y  $d_i$  uno de los  $k$  vecinos más próximos a  $q$ .

La similitud entre los puntos de  $N$  y  $q$  se calcula de la siguiente forma:

$$S(n_i, q) = \begin{cases} 1, & si \|n_i - q\| = 0 \\ \left[ \frac{\|n_i - q\|^{\frac{2}{p-1}} \cdot \sum_{j=1}^k \left( \frac{1}{\|n_j - q\|} \right)^{\frac{2}{p-1}}}{\sum_{j=1}^k \left( \frac{1}{\|n_j - q\|} \right)^{\frac{2}{p-1}}} \right]^{-1} & si \|n_i - q\| \neq 0 \end{cases} \quad (4)$$

donde  $n_i$  es el  $i$ -ésimo vecino del punto objetivo  $q$ , y  $p$  es el coeficiente de borrosidad.

Podemos ahora calcular el valor del punto objetivo  $q$  utilizando la media de los valores objetivos de los puntos del conjunto  $N$  ponderada por la similitud  $S$ :

$$\hat{t}(q) = \sum_{i=0}^k S(n_i, q) \cdot t(n_i) \quad (5)$$

#### 4.3. Modelo incremental

El modelo incremental se encarga de imbricar los dos modelos descritos anteriormente.

El entrenamiento del modelo básico consiste en realizar el entrenamiento de los modelos básico e incremental. Así pues, siendo  $\hat{y}_B(x)$  la función que evalúa el modelo básico, se puede calcular el error de la predicción del modelo básico de la siguiente forma:

$$\varepsilon(x) = t(x) - \hat{y}_B(x) \quad (6)$$

Estos errores constituyen el conjunto  $D$ , entrada del modelo local de donde se calculan los vecinos de  $q$  utilizando (6), y son memorizados en su entrenamiento.

La evaluación de un punto  $q$  por parte del modelo incremental se obtiene añadiendo a la salida del modelo básico el término compensatorio calculado por el modelo local siguiendo la ecuación (7), es decir:

$$\hat{y}(q) = \hat{y}_B(q) + \hat{t}(q) \quad (7)$$

En este trabajo se han utilizado datos (rugosidad, avance por diente y vibración *rms*) cuyas variables oscilan en rangos muy distintos. Esto hace que tanto el algoritmo global como local trabajen en condiciones extremas en las que se pueden descartar alguna de las variables de entrada y sólo dar peso a la que tengan un dominio más amplio. Por ejemplo, en el modelo local, la selección de vecinos descartará las variables con rangos cortos, pues influyen poco en la norma.

Para evitar este problema, podemos recurrir a la normalización de los datos. Si denotamos por  $x_i^j$  la variable  $j$  del punto de entrada  $i$ , podemos obtener los puntos normalizados de la siguiente forma:

$$z_i^j = \frac{x_i^j - \mu(j)}{\sigma(j)} \quad (8)$$

$$\mu(j) = \frac{\sum_{i=0}^n x_i^j}{n} \quad (9)$$

$$\sigma(j) = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^n (x_i^j - \mu)^2}{n}} \quad (10)$$

donde  $\mu(j)$  es la media de la variable  $j$ -ésima,  $\sigma(j)$  es su desviación típica y  $n$  es el número de puntos de entrada.

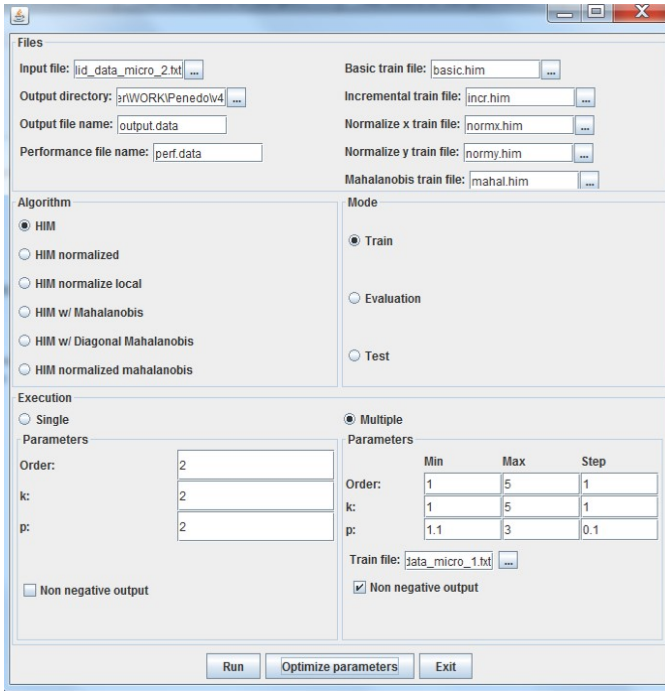


Figura 3. Interfaz de la aplicación HIM creada para el modelado de sistemas

A la hora de implementar el algoritmo, se ha elegido C como lenguaje y todas las pruebas se han realizado sobre Linux 2.6 y Windows 7. Figura 3 muestra la interfaz de usuario desarrollada donde se puede configurar la aplicación.

##### 5. Optimización de los parámetros del modelo híbrido en base al algoritmo de temple simulado.

Temple simulado (SA, Simulated Annealing) es un método de búsqueda meta-heurística para la resolución de problemas de optimización global. El método simula el proceso físico de templado de materiales, el cual consiste en el calentamiento de estos materiales y luego su lento enfriamiento para aumentar el tamaño de sus cristales y reducir sus defectos, y de esa forma minimizar la energía de todo el sistema [22-24].

El método de temple simulado consiste principalmente de tres relaciones:

- $g_T(x)$ : Densidad de probabilidad del espacio de estado de  $D$  parámetros  $x = \{x^i; i = 1, \dots, D\}$ , refiriéndose a  $T$ , como la temperatura.
- $h(\Delta E)$ : A partir de la variación de la energía, obtenida como la diferencia entre el valor actual y el anterior, calcular la probabilidad de aceptación de una nueva función de coste.
- $T(k)$ : Planificación de la “temperatura de templado”  $T$  en  $k$  pasos de tiempo de templado.

La probabilidad de aceptación está basada en la oportunidad de un nuevo estado con “energía”  $E_{k+1}$ , relativo al estado previo con “energía”  $E_k$ ,

$$h(\Delta E) = \frac{e^{-E_{k+1}/T}}{e^{-E_{k+1}/T} + e^{-E_k/T}} = \frac{1}{1 + e^{\Delta E/T}} \approx e^{-\Delta E/T} \quad (11)$$

siendo  $\Delta E = E_{k+1} - E_k$ .

La ecuación anterior no es más que la distribución de Boltzmann, siendo  $\Delta E$  la diferencia de energía entre los estados consecutivos y el valor de energía en cada instante, se determina mediante la función de coste a minimizar.

Considerando el conjunto de estados  $x$ , con una energía  $e(x)$ , un conjunto de distribuciones de probabilidad  $p(x)$  y la distribución de energía por estado  $d(e(x))$ , el algoritmo también puede ser descrito a partir de la energía total  $E$ :

$$E = \sum_x p(x)d(e(x)) \quad (12)$$

A partir de un estado de referencia  $\bar{x}$ , el valor máximo de entropía  $S$  del sistema puede obtenerse como,

$$S = -\sum_x p(x) \ln(p(x)/p(\bar{x})) \quad (13)$$

El empleo de multiplicadores de Lagrange para limitar la energía al valor medio  $T$ , conduce a la distribución más probable de Gibbs  $G(x)$  normalizada

$$G(x) = \frac{1}{Z} e^{-H(x)/T}; Z = \sum_x e^{-H(x)/T} \quad (13)$$

donde  $Z$  es la función de partición y  $H$  es el operador “Hamiltoniano” utilizado como función de energía.

Para las distribuciones de los estados (13), introducidas anteriormente, y probabilidades de aceptación del tipo como la definida en (14), se mantiene el principio de equilibrio del balance detallado. Por ejemplo, dada las distribuciones de estados consecutivos  $G(x_k)$  y  $G(x_{k+1})$ , aplicando el criterio de aceptación,  $h(\Delta E) = h(E_{k+1} - E_k)$ , resultan iguales:

$$G(x_k)h(\Delta E(x)) = G(x_{k+1}) \quad (14)$$

Lo anterior es suficiente para establecer, al menos en teoría, que todos los estados del sistema pueden ser muestreados. Sin embargo, la planificación del templado interrumpe el equilibrio cada vez que la temperatura cambia, y de esta forma, en el mejor de los casos, esto debe realizarse cuidadosamente y de forma gradual.

Un aspecto importante en el algoritmo de temple simulado, es la selección del rango de los parámetros a ser buscados. En la práctica, el cálculo de sistemas continuos requiere de su discretización, por lo que podemos asumir que sin mucha pérdida de información que el espacio de trabajo puede ser discretizado. Existen, además, ciertas restricciones necesarias cuando se utilizan funciones de coste con valores integrales. En varias aplicaciones se suelen utilizar técnicas para reducir el espacio inicial a medida que progresa la búsqueda. Por ejemplo, para muchos sistemas físicos es posible escoger como función de densidad de probabilidad del espacio de estado de los parámetros, la siguiente distribución [25] de Boltzmann:

$$g(\Delta x) = (2\pi T)^{-D/2} e^{-\Delta x^2/(2T)}; \Delta x = x - x_0 \quad (15)$$

Usandose  $\Delta x$  en la práctica como la desviación entre dos estados consecutivos, y siendo  $T$  además, una medida de las fluctuaciones de la distribución  $g$  en el espacio de dimensión  $D$  de  $x$ . A partir de  $g(\Delta x)$ , se ha demostrado que basta con obtener un mínimo global de la energía  $E(x)$  si selecciona  $T$  que varíe de la forma

$$T(k) = T_0 / \ln k \quad (16)$$

Siendo  $T_0$  la temperatura inicial y se escoge lo suficientemente grande. Usualmente, también suele realizarse la planificación de la temperatura de forma exponencial, es decir:

$$T(k) = T_0 e^{(\alpha-1)k} \quad ; \quad 0 < \alpha < 1 \quad (17)$$

$$T(k+1) \approx \alpha T(k)$$

donde  $\alpha$  es una constante de reducción cuyos valores típicos se ajustan entre 0.8 y 0.99. Por otra parte, para una variación rápida de la temperatura  $T$  [25, 26], también se utiliza con frecuencia

$$T(k) = T_0 / k \quad (18)$$

En aplicaciones prácticas del algoritmo, a partir del cálculo de la variación de energía  $\Delta E$  y a partir de la probabilidad de aceptación  $h(\Delta E)$  definida en (16), se utilizan criterios de aceptación-rechazo del estado actual  $x_k$ , empleando el algoritmo de Metrópoli [27, 28], y el cual puede resumirse según el diagrama de flujo de la Figura 4. Según este criterio, la probabilidad de aceptación se compara con un número  $R$  entre 0 y 1, generado de forma aleatoria mediante una distribución uniforme, evitando de esta manera que ocurra una convergencia prematura hacia un mínimo local y poder continuar la búsqueda del mínimo global.

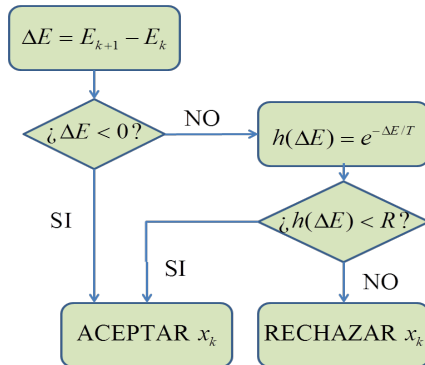


Figura 4. Algoritmo de Metrópoli de aceptación-rechazo.

El algoritmo de temple simulado se ejecuta de forma iterativa, generando nuevos estados  $x$  que minimicen la energía  $E$  del sistema (función objetivo), su ejecución terminará teniendo en cuenta varias condiciones diferentes:

1. El nivel de energía  $E$  es menor o igual que cierto valor prefijado límite.
2. Se ha alcanzado el nivel de tolerancia preconcebido para la variación de energía  $\Delta E$ .
3. Se alcanza un máximo número de iteraciones predeterminadas.
4. Se ha sobrepasado el tiempo máximo permitido de ejecución del algoritmo.

## 6. Evaluación del modelo

La precisión del sistema en tiempo real es muy importante y por consiguiente, una evaluación de la técnica que se ha utilizado se hace indispensable. De todos los ajustes y evaluaciones realizados por cuestiones de espacio, se ha elegido la validación del sistema ante 100 situaciones diferentes no conocidas de antemano por el sistema durante el ajuste de los modelos de rugosidad en la fase de entrenamiento.

### 6.1. Validación del algoritmo HIM.

El primer paso en la validación consiste en aplicar el algoritmo descrito en la sección 4 (modelo HIM) que utiliza dos entradas: el avance por diente normalizado con respecto al diámetro de la herramienta de corte y la señal de vibración normalizada con respecto al valor máximo en la sección de material considerada. En función de los valores de estas dos entradas, estima la rugosidad superficial.

En el proceso de optimización como mejor resultado obtenido de acuerdo con las características del algoritmo a utilizar es un polinomio de orden 1 (primer orden), un vecino ( $k=1$ ) y un coeficiente de borrosidad de 1.26. El resultado proporciona un error del 12%. En la Figura 5 se observa que el modelo estima bastante bien la rugosidad aunque el error medio (12%) fue muy superior al obtenido durante el aprendizaje y la obtención del modelo (0.1%).

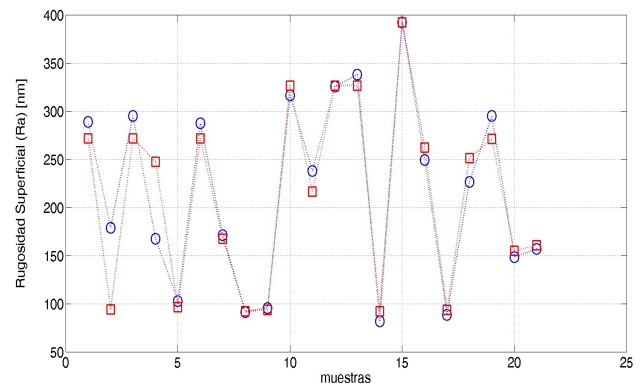


Figura 5. Comportamiento de la rugosidad real frente a la estimada durante unas operaciones de microfresado (validación en proceso).

## 7. Conclusión

Los resultados de esta investigación experimental han demostrado que la monitorización en tiempo real del acabado superficial de una pieza en operaciones de micromecanizado



puede llevarse a cabo con una información sensorial mínima y mediante algoritmos poco costosos computacionalmente. Este estudio se basa en la aplicación de una estrategia que abarca, en primer lugar, la obtención de un modelo híbrido incremental representativo del proceso de micromecanizado. El resultado final de este modelo es una función no lineal de dos entradas (avance por diente cuadrático y vibración media cuadrática (*rms*) en el eje Z) y una salida (rugosidad superficial). En segundo lugar, el modelo híbrido incremental ha sido evaluado en tiempo real para obtener un valor de rugosidad superficial.

El algoritmo diseñado ha sido validado experimentalmente mediante la realización de varias operaciones de microfresado desconocidas por el modelo, ante diferentes condiciones de funcionamiento con un 12% de error en la estimación del valor de rugosidad.

Estos resultados servirán como base para la investigación y para el desarrollo de modelos matemáticos que relacionan la rugosidad superficial con las características de la señal de los sensores de vibración y los parámetros de corte. Esto, a su vez, conduce al desarrollo de nuevos sistemas de control en los procesos de corte de operaciones de micromecanizado y su introducción a nivel industrial.

## 8. Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad a través de su proyecto de investigación DPI2012-35504 CONMICRO.

## Referencias

- [1] R. E. Haber, R. Haber, A. Alique, and S. Ros, "Application of knowledge-based systems for supervision and control of machining processes," *Handbook of software engineering and knowledge engineering*, vol. 2, pp. 673-710, 2002.
- [2] L. K. Gillespie. (2008) Rough to Measure. *MICROmanufacturing*. 50-55. Available: <http://www.micromanufacturing.com/content/rough-measure>
- [3] G. Beruvides, R. Quiza, R. del Toro, and R. E. Haber, "Sensing systems and signal analysis to monitor tool wear in microdrilling operations on a sintered tungsten-copper composite material," *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 199, pp. 165-175, 2013.
- [4] R. Azouzi and M. Guillot, "On-line prediction of surface finish and dimensional deviation in turning using neural network based sensor fusion," *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 37, no. 9, pp. 1201-1217, 1997.
- [5] B. Huang and J. C. Chen, "An in-process neural network-based surface roughness prediction (INN-SRP) system using a dynamometer in end milling operations," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 21, no. 5, pp. 339-347, 2003.
- [6] O. B. Abouelatta and J. Mádl, "Surface roughness prediction based on cutting parameters and tool vibrations in turning operations," *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 118, no. 1-3, pp. 269-277, 2001.
- [7] D. R. Salgado, F. J. Alonso, I. Cambero, and A. Marcelo, "In-process surface roughness prediction system using cutting vibrations in turning," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 43, no. 1-2, pp. 40-51, 2009.
- [8] D. Y. Song, N. Otani, T. Aoki, Y. Kamakoshi, Y. Ohara, and H. Tamaki, "A new approach to cutting state monitoring in end-mill machining," *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 45, no. 7-8, pp. 909-921, 2005.
- [9] Y. B. Guo and S. C. Ammula, "Real-time acoustic emission monitoring for surface damage in hard machining," *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 45, no. 14, pp. 1622-1627, 2005.
- [10] H. K. Chang, J. H. Kim, I. H. Kim, D. Y. Jang, and D. C. Han, "In-process surface roughness prediction using displacement signals from spindle motion," *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 47, no. 6, pp. 1021-1026, 2007.
- [11] S. Rawat and H. Attia, "Characterization of the dry high speed drilling process of woven composites using Machinability Maps approach," *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, vol. 58, no. 1, pp. 105-108, 2009.
- [12] R. Haber, J. Alique, S. Ros, and C. R. Peres, "Fuzzy supervisory control of end milling process," *Information sciences*, vol. 89, no. 1-2, pp. 95-106, 1996.
- [13] A. Alique, R. E. Haber, R. H. Haber, S. Ros, and C. Gonzalez, "A neural network-based model for the prediction of cutting force in milling process. A progress study on a real case," in *Intelligent Control, 2000. Proceedings of the 2000 IEEE International Symposium on*, 2000, pp. 121-125: IEEE.
- [14] A. G. Martin and R. E. H. Guerra, "Internal model control based on a neurofuzzy system for network applications. A case study on the high-performance drilling process," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 6, no. 2, pp. 367-372, 2009.
- [15] R. E. Haber-Guerra, R. Haber-Haber, D. M. Andr  s, and A. A. Palomar, "Networked fuzzy control system for a high-performance drilling process," *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, vol. 130, no. 3, p. 031009, 2008.
- [16] R. E. Haber, K. Cantillo, and J. E. Jim  nez, "Networked sensing for high-speed machining processes based on CORBA," *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 119, no. 2, pp. 418-426, 2005.
- [17] R. M. del Toro, M. C. Schmittiel, R. E. Haber-Guerra, and R. Haber-Haber, "System identification of the high performance drilling process for network-based control," in *ASME 2007 International Design*

- Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*, 2007, pp. 827-834: American Society of Mechanical Engineers.
- [18] R. E. Haber, J. R. Alique, A. Alique, and R. Haber, "Controlling a complex electromechanical process on the basis of a neurofuzzy approach," *Future Generation Computer Systems*, vol. 21, no. 7, pp. 1083-1095, 2005.
- [19] W. Pedrycz and K. Keun-Chang, "The Development of Incremental Models," *Fuzzy Systems, IEEE Transactions on*, vol. 15, no. 3, pp. 507-518, 2007.
- [20] R. Seok-Beom, A. Tae-Chon, and W. Pedrycz, "The refinement of models with the aid of the fuzzy k-nearest neighbors approach," *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 59, no. 3, pp. 604-615, 2010.
- [21] F. Penedo, R. E. Haber, A. Gajate, and R. M. del Toro, "Hybrid Incremental Modeling Based on Least Squares and Fuzzy  $k$ -NN for Monitoring Tool Wear in Turning Processes," *IEEE transactions on industrial informatics*, vol. 8, no. 4, pp. 811-818, 2012.
- [22] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi, "Optimization by Simulated Annealing," *Science*, vol. 220, no. 4598, pp. 671-680, May 13, 1983 1983.
- [23] V. Černý, "Thermodynamical approach to the traveling salesman problem: An efficient simulation algorithm," *Journal of Optimization Theory and Applications*, vol. 45, no. 1, pp. 41-51, 01/01/ 1985.
- [24] R. E. Haber, R. Haber-Haber, R. M. Del Toro, and J. R. Alique, "Using simulated annealing for optimal tuning of a PID controller for time-delay systems. An application to a high-performance drilling process," in *International Work-Conference on Artificial Neural Networks*, 2007, pp. 1155-1162: Springer, Berlin, Heidelberg.
- [25] H. Aguiar e Oliveira Junior, L. Ingber, A. Petraglia, M. Rembold Petraglia, and M. Augusta Soares Machado, "Adaptive Simulated Annealing," in *Stochastic Global Optimization and Its Applications with Fuzzy Adaptive Simulated Annealing*, vol. 35(Intelligent Systems Reference Library: Springer Berlin Heidelberg, 2012, pp. 33-62.
- [26] R. E. Haber, R. Haber-Haber, A. Jiménez, and R. Galán, "An optimal fuzzy control system in a network environment based on simulated annealing. An application to a drilling process," *Applied Soft Computing*, vol. 9, no. 3, pp. 889-895, 6// 2009.
- [27] W. L. Jorgensen, "Perspective on "Equation of state calculations by fast computing machines"," (in English), *Theoretical Chemistry Accounts*, vol. 103, no. 3-4, pp. 225-227, 2000/02/01 2000.
- [28] W. K. Hastings, "Monte Carlo Sampling Methods Using Markov Chains and Their Applications," *Biometrika*, vol. 57, no. 1, pp. 97-109, 1970.